



**University of
Zurich**^{UZH}

**Zurich Open Repository and
Archive**

University of Zurich
University Library
Strickhofstrasse 39
CH-8057 Zurich
www.zora.uzh.ch

Year: 2020

Computerassistierte Entscheidungsfindung beim Traumapatienten

Osterhoff, Georg ; Pförringer, Dominik ; Scherer, Julian ; Juhra, Christian ; Maerdian, Sven ; Back, David A

Abstract: **BACKGROUND** In the management of trauma patients in the resuscitation room many time-pressured and critical decisions must continuously be made in complex situations. Even experienced teams frequently make errors in this context. Computer-assisted decision-making systems can predict critical situations based on patient data continuously acquired online. Based on the calculated predictions these systems can suggest the next steps in managing the patient. This review summarizes the current literature on computer-assisted decision-making in the management of trauma patients. **OBJECTIVE** A literature review summarizing existing concepts and applications of computer-assisted decision-making support for the management of trauma patients. **METHODS** Narrative review article based on an analysis of literature in the German and English languages from the last 10 years. **RESULTS** There exist numerous computer-assisted decision-making systems in the field of trauma care. Several studies could show that computer-assisted decision-making can improve the outcome in the preclinical setting, the resuscitation room and in the intensive care unit. For further validation and implementation of these systems, information technological barriers have to be overcome, existing systems need to be adapted to current data protection regulations and large multicenter studies are necessary. **CONCLUSION** Computer-assisted decision-making can help to improve the management of trauma patients; however, before a ubiquitous implementation a number of technological and legislative barriers have to be overcome.

DOI: <https://doi.org/10.1007/s00113-019-0676-y>

Other titles: Computer-assisted decision-making for trauma patients

Posted at the Zurich Open Repository and Archive, University of Zurich

ZORA URL: <https://doi.org/10.5167/uzh-171372>

Journal Article

Accepted Version

Originally published at:

Osterhoff, Georg; Pförringer, Dominik; Scherer, Julian; Juhra, Christian; Maerdian, Sven; Back, David A (2020). Computerassistierte Entscheidungsfindung beim Traumapatienten. *Der Unfallchirurg*, 123(3):199-205.

DOI: <https://doi.org/10.1007/s00113-019-0676-y>

Computer-assistierte Entscheidungsfindung beim Traumapatienten

Georg Osterhoff ¹, Dominik Pförringer ², Julian Scherer ³, Christian Juhra ⁴,
Sven Maerdian ⁵, David A. Back ⁶

für die Arbeitsgruppe Digitalisierung der Deutschen Gesellschaft für Orthopädie und Unfallchirurgie

¹ Klinik und Poliklinik für Orthopädie, Unfallchirurgie und Plastische Chirurgie, Universitätsklinikum
Leipzig, Liebigstr. 20, D-04103 Leipzig

² Klinik für Unfallchirurgie, Klinikum Rechts der Isar, Technische Universität München, Ismaninger
Strasse 22, D-81675 München

³ Klinik für Traumatologie, UniversitätsSpital Zürich, Rämistrasse 100, CH-8091 Zürich

⁴ Klinik für Unfall-, Hand- und Wiederherstellungschirurgie / Stabsstelle Telemedizin,
Universitätsklinikum Münster, Hüfferstrasse 73-79, 48149 Münster

⁵ CMSC - Centrum für Muskuloskeletale Chirurgie, Charité-Universitätsmedizin Berlin,
Augustenburger Platz 1, D-13353 Berlin.

⁶ Klinik für Unfallchirurgie und Orthopädie, Septische und Rekonstruktive Chirurgie,
Bundeswehrkrankenhaus Berlin, Scharnhorststr 13, D-10115 Berlin

Korrespondenzadresse

PD Dr. med. Georg Osterhoff
Oberarzt
Klinik und Poliklinik für Orthopädie, Unfallchirurgie und Plastische Chirurgie
Universitätsklinikum Leipzig
Liebigstr. 20, D-04103 Leipzig
Tel: +49 341 97 17867
Email: georg.osterhoff@medizin.uni-leipzig.de

1 **Zusammenfassung**

2 **Hintergrund:** Bei der Behandlung von Schockraum-Patienten müssen in komplexen
3 Situationen laufend und unter Zeitdruck zahlreiche kritische Entscheidungen getroffen
4 werden. Auch erfahrene Teams machen hierbei häufig Fehler. Computer-assistierte
5 Entscheidungshilfen können basierend auf kontinuierlich eingespielten Informationen über
6 den Zustand des Patienten anhand errechneter Wahrscheinlichkeiten weitere
7 Behandlungsschritte vorschlagen. Die vorliegende Übersichtsarbeit fasst den aktuellen
8 Stand der Literatur zur computer-assistierten Entscheidungsfindung beim Traumapatienten
9 zusammen.

10 **Fragestellung:** Literatur-Übersicht zu den vorhandenen Konzepten und Anwendungen der
11 computer-assistierten Entscheidungsfindung beim Trauma-Patienten.

12 **Methodik:** Narrativer Übersichtsartikel basierend auf einer Recherche der relevanten
13 deutsch- und englischsprachigen Literatur der letzten 10 Jahre.

14 **Ergebnisse:** Es sind bereits einige gut funktionierende computer-assistierte
15 Entscheidungshilfen im Bereich der Traumaversorgung implementiert. Diverse Studien
16 konnten zeigen, dass computer-basierte Entscheidungen im präklinischen-Setting, im
17 Schockraum und auf der traumatologischen Intensivstation das Behandlungsergebnis
18 verbessern können. Zur weiteren Validierung und Implementierung müssen
19 informationstechnische Barrieren behoben, die existierenden Systeme an die
20 Datenschutzgesetze angeglichen und multizentrische Studien zur größeren Datenerhebung
21 generiert werden.

22 **Schlussfolgerung:** Computer-assistierte Entscheidungshilfen können helfen, die
23 Versorgung von Traumapatienten zu verbessern. Für eine flächendeckende Anwendung
24 müssen jedoch zuvor technische und legislative Barrieren überwunden werden.

25 **Schlüsselwörter**

26 Digitalisierung; Entscheidungsfindung; Algorithmen; Machine Learning; Trauma.

Abstract

Background: The management of trauma patients in the resuscitation room involves high-frequent and time-pressured decision making in complex situations. Even experienced teams frequently make errors in this context. Computer-assisted decision making systems can predict critical situations based on patient data that is acquired online and continuously. Based on their predictions these systems can suggest the next step in managing the patient. This review summarizes the current literature on computer-assisted decision making in the management of trauma patients.

Objectives: Literature review summarizing existing concepts and applications of computer-assisted decision making support for the management of trauma patients.

Methods: Narrative review article based on an analysis of the German- and English-speaking literature of the last 10 years.

Results: There exist numerous computer-assisted decision making systems in the field of trauma. Several studies could show that computer-assisted decision making can improve the outcome in the preclinical setting, the resuscitation room, and in the intensive care unit. For further validation and implementation of these systems, information technological barriers have to be removed, existing systems need to be adapted to current data protection regulations, and large multicenter studies are necessary.

Conclusion: Computer-assisted decision making can help to improve the management of trauma patients. Before a ubiquitous implementation, however, a number of technological and legislative barriers have to be overcome.

Keywords

Digitalization; decision making; algorithm; machine learning; trauma.

1 **Die Behandlung von Traumapatienten im Schockraum erfordert in einer höchst**
2 **komplexen Situation zahlreiche kritische Entscheidungen unter Zeitdruck. Selbst**
3 **erfahrene Behandlungs-Teams machen hier in vielen Situationen zumindest kleinere**
4 **Fehler. Computer-assistierte Entscheidungshilfen können basierend auf kontinuierlich**
5 **eingespielten Informationen über den Zustand des Patienten anhand errechneter**
6 **Wahrscheinlichkeiten weitere Behandlungsschritte vorschlagen. Es bestehen jedoch**
7 **noch technologische und legislative Barrieren, die einer breiten Anwendung**
8 **entgegenstehen.**

10 **Einleitung**

11 Bei der Behandlung eines Patienten im Schockraum muss das behandelnde Team
12 basierend auf einer großen Menge an Informationen im Mittel alle 72 Sekunden eine
13 kritische Entscheidung treffen [15]. Auch erfahrene Teams machen hier bei nahezu jedem
14 Patienten zumindest kleinere Fehler [15] und zeigen Uneinigkeit hinsichtlich der
15 Notwendigkeit lebensrettender oder dringlicher Interventionen [1]. Als eine der wesentlichen
16 Fehlerquellen konnte die fehlende Einholung oder Verwertung vorhandener Informationen
17 über den Zustand des Patienten identifiziert werden [10].

18 Jeder Vorgang in einem Gesundheitssystem, jede Anamneseerhebung, jede klinische oder
19 apparate-gestützte Untersuchung, Bildgebung, Erhebung von Vitalparametern oder
20 Dokumentation von Gewicht und Größe generiert eine Fülle von Daten. Im Rahmen der
21 zunehmenden Digitalisierung unserer Gesundheitssysteme stehen uns diese Daten
22 heutzutage meist in elektronischer Form zur Verfügung. Die Analyse dieser Daten wird in der
23 Zukunft erlauben, verbesserte Aussagen über den Erfolg von Behandlungsstrategien zu
24 treffen. Herkömmliche Analysemethoden stoßen jedoch angesichts der schieren
25 Datenmenge an Ihre Grenzen.

26 Eine mögliche Lösung besteht in der Verwendung computer-assistierter Entscheidungshilfen:
27 Basierend auf - via Schnittstellen kontinuierlich eingespielten - Informationen über den

1 Zustand des Patienten und über vorgenommene Maßnahmen können diese Systeme
2 anhand errechneter Wahrscheinlichkeiten weitere Behandlungsschritte vorschlagen.
3 Ähnliche Systeme werden bereits erfolgreich in der Wahl der geeigneten Antibiotika-
4 Therapie bei Intensivpatienten [19] oder der optimierten Behandlung von Krebspatienten [5]
5 verwendet. Allerdings sind die meisten bisher genutzten Systeme nicht auf die Notwendigkeit
6 sekundenschneller Entscheidungen ausgerichtet, wie sie beim Schwerstverletzten im
7 Schockraum mitunter notwendig sein können. Hinzu kommt, dass für die Versorgung von
8 Traumapatienten zu unterschiedlichen Zeiten unterschiedliche Ressourcen zur Verfügung
9 stehen. So hat der Notarzt bei der Versorgung am Unfallort andere personelle und
10 technische Ressourcen zur Verfügung als das weiter versorgende Traumazentrum. Hier ist
11 zusätzlich zu beachten, dass auch die Traumazentren je nach Versorgungsstufe (lokal /
12 regional / überregional) unterschiedliche Ressourcen vorhalten und mit der Wahl der weiter
13 versorgenden Klinik wichtige Weichen gestellt werden.
14 Die vorliegende Übersichtsarbeit fasst hier den aktuellen Stand der Literatur zur computer-
15 assistierten Entscheidungsfindung beim Traumapatienten zusammen und schlägt auf Basis
16 dieser Recherche geeignete Instrumente für die Zukunft der Schwerstverletztenversorgung
17 vor.

19 **Entscheidungsfindung in der Präklinik**

20 Die diagnostischen Mittel in der präklinischen Phase sind begrenzt, insbesondere eine
21 Bildgebung (abgesehen von der Sonographie) ist in der Regel nicht möglich. Notärzte und
22 Rettungskräfte müssen daher anhand der wenigen vorliegenden Daten aus klinischer
23 Untersuchung und Zustand des Patienten entscheiden, ob der Patient in ein naheliegendes
24 Krankenhaus der Allgemeinversorgung transferiert werden kann oder ob eine Behandlung in
25 einem spezialisierten Traumazentrum notwendig ist. Gültige Algorithmen wie Prehospital
26 Trauma Life Support (PHTLS), TraumaManagement® oder die S3-Leitlinie „Polytrauma /
27 Schwerverletzten-Behandlung“ der Deutschen Gesellschaft für Unfallchirurgie beziehen sich
28 hier in ihren Empfehlungen naturgemäß auf den Unfallmechanismus und einfache

Vitalparameter [14]. Die damit erreichte Triage-Qualität ist in Anwesenheit erfahrener Notärzten mit einer Übertriage um 10 % und einer Untertriage um 3,5 % akzeptabel [7], rein kriterien-basierte Triage-Systeme ohne weitere zugrunde liegenden Logiken erreichen jedoch Übertriage-Raten von bis zu 78 % und Untertriage-Raten bis 5 % [13].

Computer-assistierte Verfahren könnten hier bessere Vorhersagen ermöglichen. So können machine-learning-basierte Modelle anhand nicht-invasiver Vitalparameter mit einer Treffgenauigkeit von 96.5 % einen drohenden hypovolämen Schock detektieren [12]. Eine ähnlich gute Genauigkeit in der Erkennung von Hypovolämie wurde für eine computer-assistierte Entscheidungshilfe für Rettungshelikopter erreicht [8]. *Auch hier werden Machine-Learning-Algorithmen kombiniert, um aus Daten von EKG, Herzfrequenz, Sauerstoffsättigung, Blutdruck, Photoplethysmogramm sowie Atemfrequenz und –kurve entsprechende Vorhersagen zu treffen.*

In einer Studie von Mackenzie et al. wurden bei 70 Patienten während des präklinischen Transports standardisiert die kontinuierlichen Kurvenformen von EKG, Pulsoxymetrie, endtidaler Kohlendioxid-Abatmung, sowie Herzfrequenz, Atemfrequenz und Blutdruck erfasst. Dabei konnte die automatisiert aus der Kurvenform der Pulsoxymetrie abgelesene Kombination aus Hypoxie ($SpO_2 < 95\%$) und Tachykardie ($HF > 100/min$) das Eintreten einer frühen Bluttransfusion, eines abdominalen Eingriffs, einer endotrachealen Intubation oder einer Thoraxdrainagen-Einlage besser voraussagen als es die klinische Erfahrung oder Traumaregister-Daten vermögen [17].

Gerade in Gebieten mit geringer Siedlungs- und folglich Krankenhausdichte können computer-assistierte Verfahren dabei helfen, vorhandene präklinische Kapazitäten zu konzentrieren (Abb. 1) [25].

In Deutschland existieren aktuell mehrere Systeme zur Erfassung der Krankenhauskapazitäten, z.B. IVENA in Hessen (<https://www.ivena-hessen.de>) oder IG-NRW (<https://www.ig.nrw.de>) in Nordrhein-Westfalen. Diese Systeme sind jedoch häufig nicht am Unfallort verfügbar und dienen daher hauptsächlich dem Leitstellendisponenten bei der Wahl des anzufahrenden Krankenhauses.

1

2 **Entscheidungsfindung im Schockraum**

3 Die Vergangenheit hat gezeigt, dass in komplexen Behandlungssituationen wie der
4 Schockraumversorgung Schwerverletzter ein höheres Maß an Standardisierung zu einem
5 besseren Outcome führt [20]. Digitalisierte Versionen bereits erfolgreicher „analoger“
6 Algorithmen wie ATLS® scheinen daher der nächste logische Schritt.

7 Bereits Anfang der 90er Jahre wurde mit TraumaAID ein online-basiertes Programm
8 etabliert, dass in der ersten Stunde der Schwerstverletzten-Versorgung unerfahrenen
9 Assistenzärzten helfen sollte, im Schockraum die richtigen Entscheidungen zu treffen [9].

10 TraumaAID nutzt Entscheidungsregeln und logische Deduktion um akut einen
11 Behandlungsplan für Schwerverletzte zu entwerfen. In einer Studie an 97 Patienten traten so
12 nur bei 2 Patienten vermeidbare klinische relevante Fehler in der Behandlung auf [11].

13 Ähnliche Verfahren (TraumaSCAN) können zudem helfen, das Ausmaß intrathorakaler und
14 intraabdomineller Schäden nach Schussverletzungen [21] abzuschätzen.

15 Nachdem frühe Systeme noch eines stationären Rechners bedürfen, werden mit der
16 heutigen Allgegenwärtigkeit von Smartphones zunehmend mobile Applikationen
17 beschrieben. So konnte mit einer Smartphone-App mit hoher Zuverlässigkeit (Receiver
18 Operating Curve 0.96) für 97% aller Patienten die Notwendigkeit einer Massentransfusion
19 korrekt vorausgesagt werden [18].

20 Weiterentwickelte Systeme erlauben eine direkte zeitnahe computer-assistierte
21 Entscheidungshilfe im Schockraum durch die Kombination mehrerer Informationsquellen und
22 leistungsstarker Algorithmen und Rechner. In einer randomisiert kontrollierten Studie in
23 Australien wurde an 1171 Patienten die konventionelle Schockraumbehandlung mit einem
24 computer-assistierten Verfahren (Trauma Reception and Resuscitation Project) verglichen
25 [15]. Durch computer-assistierte Schockraumbehandlung konnte eine deutliche Steigerung
26 fehlerfreier Behandlungen (von 16 % auf 22 %) erreicht werden. Dies resultierte in einer
27 signifikant geringeren Morbidität der so behandelten Patienten bezüglich Schock,
28 Notwendigkeit von Bluttransfusionen und Aspirationspneumonie. Die Mortalität war jedoch

1 nicht unterschiedlich. Allerdings argumentierten die Autoren, dass die Durchführung der
2 Studie an einem der größten Traumazentren Australiens eine Studienlimitation darstelle, da
3 der Effekt der computer-assistierten Schockraum-Behandlung bei weniger erfahrenen
4 Behandlungsteams vermutlich deutlich stärker sei.

5 Bei dem Einsatz von automatisierten Assistenzsystemen zur Entscheidungsfindung muss
6 darauf geachtet werden, dass der eigentliche Versorgungsprozess weiterhin möglichst
7 ungestört abläuft. Diese Systeme müssen daher möglichst viele Daten erfassen können,
8 ohne dass eine separate Eingabe erforderlich ist.

10 **Entscheidungsfindung auf der Intensivstation**

11 Bei der intensivmedizinischen Behandlung des Traumapatienten stellen sich drei Kernfragen:
12 Wie kann eine optimale Volumentherapie durchgeführt werden? Wie kann in Phasen der
13 posttraumatischen Immunsuppression ein septisches Geschehen verhindert werden und wie
14 in proinflammatorischen Phasen ein Multiorganversagen? Wie kann das Outcome
15 Schwerstverletzter abgeschätzt werden und macht im Einzelfall eine maximale Therapie
16 noch Sinn?

17 Zumindest für Brandverletzte konnte mit Hilfe eines computer-assistierten
18 Entscheidungssystems das Volumenmanagement deutlich verbessert werden. Während die
19 gesamthaft infundierte Volumenmenge abnahm, nahm gleichzeitig die durchschnittliche Urin-
20 Ausscheidung zu [24].

21 Computer-assistierte Anwendungen, die helfen, den optimalen Zeitpunkt für eine sekundäre
22 Frakturversorgungen beim Polytrauma-Patienten zu finden, fehlen. *Allerdings gibt es hier
23 bisher auch keine evidenz-basierten Konzepte, die in eine. Algorithmus umgesetzt werden
24 könnten. Denkbar wären auch hier selbstlernende Systeme.*

25 Eine optimierte antibiotische Therapie mittels am Intensivbett verfügbarer computer-
26 assistierter Entscheidungshilfen kann jedoch die Resistenzmuster nosokomialer Erreger
27 verbessern [6] und die Dauer der Antibiotikagabe [19] sowie der Intensivliegezeit [26]
28 verkürzen.

1 Bezüglich der Vorhersage des Outcomes nach Schädel-Hirn-Trauma sind neuronale
2 Netzwerke heutzutage herkömmlichen Regressionsmodellen oder auch der klinischen
3 Erfahrung deutlich überlegen [23].
4 Analog wurden für Brandverletzte auf Bayes'schen Netzwerken basierende
5 computer-assistierte Entscheidungshilfen entwickelt, mittels derer über eine Web-Abfrage die
6 Wahrscheinlichkeit pathologischer Vernarbungen vorhergesagt werden kann [4].

8 **Ausblick**

9 Computer-assistierte Entscheidungshilfen werden bereits in vielen Teilbereichen bei der
10 Behandlung von Traumapatienten eingesetzt, wobei Erfahrungen mit größeren Kohorten
11 jedoch noch weitgehend fehlen.

12 Um jedoch ein effektives Maschine-Learning zu ermöglichen, ist der Zugriff auf eine
13 möglichst große Datenmenge unerlässlich. Daher muss das Ziel hier auch die Vernetzung
14 möglichst vieler Informationsquellen und unterschiedlicher Systeme sein. Das bedeutet, dass
15 zum aktuellen Zeitpunkt zunächst technische Barrieren wie das Vorhandensein
16 unterschiedlicher Industriestandards oder Schnittstellen behoben werden müssen. Im
17 Rahmen der aktuellen Medizin-Informatik Initiative des BMBF ([http://www.medizininformatik-](http://www.medizininformatik-initiative.de/de/start)
18 [initiative.de/de/start](http://www.medizininformatik-initiative.de/de/start)) werden klinik-übergreifend sogenannte Daten-Integrationszentren
19 aufgebaut, die dann im Erfolgsfall auch für traumatologische Fragestellungen genutzt werden
20 könnten.

21 Ist die Vernetzung von Präklinik, Notaufnahme, Schockraum und Intensivmedizin erst
22 Realität, so eröffnen sich zahlreiche Möglichkeiten: Zeugen des Unfalls können die Schwere
23 einer Verletzung mit Hilfe einer Smartphone-Applikation abschätzen [28] und erste
24 Informationen direkt an die Rettungsleitstelle weitergeben. Hier kann in dringlichen Fällen die
25 automatische Alarmierung eines Notarztes erfolgen und diesem das nächstgelegene, für das
26 spezifische Verletzungsmuster am besten geeignete Traumazentrum vorgeschlagen werden
27 [25]. In der Präklinik kann zudem anhand der Vitalparameter automatisch ein Pneumothorax
28 [3] oder die Notwendigkeit einer Massentransfusion erkannt [12] und online die Blutbank des

1 nachbehandelnden Krankenhauses informiert werden. Diesem wird bereits vor Ankunft des
2 Patienten mit hoher Präzision die Wahrscheinlichkeit für einen abdominalen Eingriffs, eine
3 Intubation oder eine Thoraxdrainage mitgeteilt [17]. Die Alarmierung des Schockraum-Teams
4 geschieht ebenfalls automatisch. Ist der Patient angekommen, müssen keine Kabel
5 umgesteckt werden, der Patient wird nur über Bluetooth oder W-LAN ins Krankenhaus-
6 System „umgebucht“. Dieses beginnt sofort mit der Analyse der Vital- und
7 Beatmungsparameter und empfiehlt erste Schritte zur Diagnostik und Behandlung [11, 15].
8 Als Nebeneffekt erhöht die kontinuierliche computer-assistierte Dokumentation und
9 Kodierung auch noch Rechtssicherheit und Anzahl von der Krankenkasse vergüteter
10 Leistungen [16, 27].

11 Es darf bei aller Euphorie für computer-assistierte Entscheidungshilfen jedoch nicht
12 vergessen werden, dass jegliche Vorhersagen nur so gut sein können wie die Daten auf
13 denen sie basieren [22]. Verlässliche und qualitativ hochwertige Daten lassen sich nur durch
14 gemeinsame Anstrengungen gewinnen (z. B. im Rahmen von Multicenterstudien). Das
15 TraumaRegister DGU® der Deutschen Gesellschaft für Unfallchirurgie (DGU) hat auf diesem
16 Feld bereits wesentliche Schritte in die richtige Richtung unternommen. Es bleibt
17 abzuwarten, wie hier neue, sich aus den technologischen Veränderungen der Zeit
18 ergebende Fragestellungen integriert werden können.

19 So liegt beispielsweise nahezu allen hier aufgezählten diagnostischen und therapeutischen
20 Entscheidungsfindungsprozessen eine Leitlinien-gerechte und evidenzbasierte Empfehlung
21 zu Grunde, wie die S3-Leitlinie Polytrauma/Schwerverletzten-Versorgung der DGU [14]. Im
22 Kontext solcher Leitlinien deutet sich an, dass in Zukunft vielleicht auf machine-learning
23 basierende Computeralgorithmen mit der wissenschaftlich zuverlässigen Analyse großer
24 Datenmengen Empfehlungen generieren können, die denen von bestehenden
25 Expertengremien überlegen sind, wie es kürzlich für eine Leitlinie des American College of
26 Cardiology gezeigt werden konnte [29].

27 Bei allen computer-assistierten Entscheidungen gilt es auch juristische Fragestellungen nicht
28 aus den Augen zu verlieren. So ist aktuell völlig unklar, wer für eine falsche Entscheidung

1 eines Computers haftet. Während bei algorithmen-basierten Systemen die Entscheidung
2 prinzipiell immer auch für den Menschen nachvollziehbar ist, kann es sein, dass eine
3 eigenständig lernende Maschinen-Intelligenz zu Entscheidungen kommt, die nicht immer
4 direkt für den menschlichen Verstand nachvollziehbar sein müssen. So wird zukünftig die
5 Frage diskutiert werden müssen, wie verbindlich computer-generierte Empfehlungen oder
6 Entscheidungen für den behandelnden Arzt sind. Was würde es bedeuten, wenn ein Arzt
7 sich anders als der Computer entscheidet und dies sich letztlich als nachteilig für den
8 Patienten herausstellt?

9 In diesem Kontext gewinnen Aspekte der Datensicherheit und des Datenschutzes gerade im
10 Licht der neuen EU-Datenschutz-Grundverordnung an Bedeutung und müssen bei der
11 Implementierung kontinuierlich dokumentierender Systeme berücksichtigt werden. *So führt*
12 *die Verunsicherung zum Thema Datenschutz unter anderem dazu, dass in Deutschland*
13 *aktuell viele Kliniken keine oder nur unvollständige Daten in das Trauma- und das*
14 *Reanimationsregister eingeben. Das Volumen und die Vollständigkeit unserer Datenbanken*
15 *sind jedoch die Basis für machine-learning-basierte Algorithmen.*

16 Letztlich darf bei all unseren Anstrengungen, die Medizin zu modernisieren, der Patient nicht
17 aus den Augen gelassen werden.

18 So zweifelten in experimentellen randomisierten Studie zur Arzt-Patientenbeziehung alle
19 befragten Patienten an der Kompetenz von Ärzten, die während der Behandlung eine
20 computer-assistierte Entscheidungshilfe nutzten [2]. Andererseits muss diskutiert werden, in
21 wie weit nicht auch Patienten einen Anspruch darauf haben, dass der Arzt eine solche
22 Entscheidungshilfe hinzuzieht, wenn diese nachweislich die Versorgung verbessern kann.
23 Die Arzt-Patientenbeziehung mag beim Schwerstverletzten nicht immer im Vordergrund
24 stehen, aber wie werden weniger schwer Verletzte erst reagieren, wenn sie von Roboter-
25 Rettungsassistenten geborgen werden [30]?

26

1 **Fazit für die Praxis**

- 2 • Es sind bereits einige gut funktionierende computer-assistierte Entscheidungshilfen in
3 diversen medizinischen Feldern implementiert.
- 4 • Diverse Studien konnten zeigen, dass computer-basierte Entscheidungen im
5 präklinischen-Setting, im Schockraum und auf der traumatologischen Intensivstation
6 das Behandlungsergebnis verbessern können.
- 7 • Zur weiteren Validierung und Implementierung in der Unfallchirurgie müssen
8 informationstechnische Barrieren behoben werden, die existierenden Systeme an
9 bestehende Datenschutzgesetze angeglichen und weitere multizentrische Studien
10 zur größeren Datenerhebung generiert werden.

11

12 **Einhaltung ethischer Richtlinien**

13 **Interessenkonflikt:** Die Autoren geben an, dass keine Interessenkonflikte bestehen.

14 Dieser Beitrag beinhaltet keine Studien an Menschen oder Tieren.

Literatur

1. Anazodo AN, Murthi SB, Frank MK, Hu PF, Hartschy L, Imle PC, Stephens CT, Menaker J, Miller C, Dinardo T, Pasley J, Mackenzie CF (2015) Assessing trauma care provider judgement in the prediction of need for life-saving interventions. *Injury* 46(5):791–797.
2. Arkes HR, Shaffer VA, Medow MA (2007) Patients derogate physicians who use a computer-assisted diagnostic aid. *Med Decis Making* 27(2):189–202.
3. Beda A, Carvalho AR, Carvalho NC, Hammermüller S, Amato MBP, Muders T, Gittel C, Noreikat K, Wrigge H, Reske AW (2017) Mapping Regional Differences of Local Pressure-Volume Curves With Electrical Impedance Tomography. *Crit Care Med* 45(4):679–686.
4. Berchiolla P, Gangemi EN, Foltran F, Haxhiaj A, Buja A, Lazzarato F, Stella M, Gregori D (2014) Predicting severity of pathological scarring due to burn injuries. A clinical decision making tool using Bayesian networks. *Int Wound J* 11(3):246–252.
5. Bibault J-E, Giraud P, Durdax C, Taieb J, Berger A, Coriat R, Chaussade S, Dousset B, Nordlinger B, Burgun A (2018) Deep Learning and Radiomics predict complete response after neo-adjuvant chemoradiation for locally advanced rectal cancer. *Sci Rep* 8(1):12611.
6. Burke JP, Pestotnik SL (1999) Antibiotic use and microbial resistance in intensive care units. Impact of computer-assisted decision support. *J Chemother* 11(6):530–535.
7. Carron P-N, Taffe P, Ribordy V, Schoettker P, Fishman D, Yersin B (2011) Accuracy of prehospital triage of trauma patients by emergency physicians. A retrospective study in western Switzerland. *Eur J Emerg Med* 18(2):86–93.
8. Chen L, McKenna TM, Reisner AT, Gribok A, Reifman J (2008) Decision tool for the early diagnosis of trauma patient hypovolemia. *J Biomed Inform* 41(3):469–478. doi:10.1016/j.jbi.2007.12.002
9. Clarke JR, Webber BL, Gertner A, Kaye J, Rymon R (1994) On-line decision support for emergency trauma management. *Proc Annu Symp Comput Appl Med Care*:1028
10. Clarke JR, Spejewski B, Gertner AS, Webber BL, Hayward CZ, Santora TA, Wagner DK, Baker CC, Champion HR, Fabian TC, Lewis FR, Moore EE, Weigelt JA, Eastman AB, Blank-Reid C (2000) An objective analysis of process errors in trauma resuscitations. *Acad Emerg Med* 7(11):1303–1310
11. Clarke JR, Hayward CZ, Santora TA, Wagner DK, Webber BL (2002) Computer-generated trauma management plans. Comparison with actual care. *World J Surg* 26(5):536–538.
12. Convertino VA, Moulton SL, Grudic GZ, Rickards CA, Hinojosa-Laborde C, Gerhardt RT, Blackburne LH, Ryan KL (2011) Use of advanced machine-learning techniques for noninvasive monitoring of hemorrhage. *J Trauma* 71(1 Suppl):S25–32.

13. Dami F, Golay C, Pasquier M, Fuchs V, Carron P-N, Hugli O (2015) Prehospital triage accuracy in a criteria based dispatch centre. *BMC Emerg Med* 15:32.
14. Deutsche Gesellschaft für Unfallchirurgie (2017) S3-Leitlinie Polytrauma/Schwerverletzten-Versorgung
15. Fitzgerald M, Cameron P, Mackenzie C, Farrow N, Scicluna P, Gocentas R, Bystrycki A, Lee G, O'Reilly G, Andrianopoulos N, Dziukas L, Cooper DJ, Silvers A, Mori A, Murray A, Smith S, Xiao Y, Stub D, McDermott FT, Rosenfeld JV (2011) Trauma resuscitation errors and computer-assisted decision support. *Arch Surg* 146(2):218–225.
16. Fritz J, Gaissmaier C, Volkmann R, Höntzsch D, Greschner H (1999) Rechnergestützte Leistungsdokumentation. Auswirkungen in Orthopädie und Unfallchirurgie auf Budget und Entgeltformen. *Unfallchirurg* 102(2):92–97
17. Mackenzie CF, Hu P, Sen A, Dutton R, Seebode S, Floccare D, Scalea T (2008) Automatic pre-hospital vital signs waveform and trend data capture fills quality management, triage and outcome prediction gaps. *AMIA Annu Symp Proc*:318–322
18. Mina MJ, Winkler AM, Dente CJ (2013) Let technology do the work. Improving prediction of massive transfusion with the aid of a smartphone application. *J Trauma Acute Care Surg* 75(4):669–675.
19. Nachtigall I, Tafelski S, Deja M, Halle E, Grebe MC, Tamarkin A, Rothbart A, Uhrig A, Meyer E, Musial-Bright L, Wernecke KD, Spies C (2014) Long-term effect of computer-assisted decision support for antibiotic treatment in critically ill patients. A prospective 'before/after' cohort study. *BMJ Open* 4(12):e005370.
20. Navarro S, Montmany S, Rebasa P, Colilles C, Pallisera A (2014) Impact of ATLS training on preventable and potentially preventable deaths. *World J Surg* 38(9):2273–2278.
21. Ogunyemi OI, Clarke JR, Ash N, Webber BL (2002) Combining geometric and probabilistic reasoning for computer-based penetrating-trauma assessment. *J Am Med Inform Assoc* 9(3):273–282
22. Osterhoff G (2017) Nurse gender and its influence on emergency department triage-upsides and downsides of registry data. *Pain* 158(3):367–368.
23. Rughani AI, Dumont TM, Lu Z, Bongard J, Horgan MA, Penar PL, Tranmer BI (2010) Use of an artificial neural network to predict head injury outcome. *J Neurosurg* 113(3):585–590.
24. Salinas J, Chung KK, Mann EA, Cancio LC, Kramer GC, Serio-Melvin ML, Renz EM, Wade CE, Wolf SE (2011) Computerized decision support system improves fluid resuscitation following severe burns. An original study. *Crit Care Med* 39(9):2031–2038.

- 1 25. Schuurman N, Leight M, Berube M (2008) A Web-based graphical user interface for
2 evidence-based decision making for health care allocations in rural areas. *Int J Health*
3 *Geogr* 7:49.
- 4 26. Sintchenko V, Iredell JR, Gilbert GL, Coiera E (2005) Handheld computer-based decision
5 support reduces patient length of stay and antibiotic prescribing in critical care. *J Am*
6 *Med Inform Assoc* 12(4):398–402.
- 7 27. Stengel D, Bauwens K, Walter M, Köpfer T, Ekkernkamp A (2004) Comparison of
8 handheld computer-assisted and conventional paper chart documentation of medical
9 records. A randomized, controlled trial. *J Bone Joint Surg Am* 86-A(3):553–560
- 10 28. Walkinshaw E (2011) iPhone app an aid in diagnosing concussions. *CMAJ*
11 183(14):E1047-8.
- 12 29. Weng SF, Reps J, Kai J, Garibaldi JM, Qureshi N (2017) Can machine-learning improve
13 cardiovascular risk prediction using routine clinical data? *PLoS ONE* 12(4):e0174944.
- 14 30. Wong KH, Lob S-C, Lin C-F, Lasser B, Mun SK (2009) Imaging components for a robotic
15 casualty evaluation system. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 2009:467–470.

16

1 **Abbildungen**

2 **Abbildung 1 Web-basierte Rettungsdienst-Allokation** (Nachdruck mit Erlaubnis aus [25])

3 Die Abbildung zeigt eine Karte der kanadischen Provinz British Columbia (BC) mit den dort
4 verfügbaren Traumazentren. In Orange ist das 2-Stunden-Einzugsgebiet eines regionalen
5 Traumazentrums aufgezeigt.